



(43)申请公布日 2019.10.15

G06N 20/00(2019.01)

权利要求书4页 说明书11页 附图7页

Figure 1 is a block diagram of a system for generating a 3D model of a person. The system includes a person 100, an internal lens 110, a camera 114, multiple light sources 112, an image processing device 120, an internal lens controller 125, a display 130, and a storage device 140. The person 100 is shown with a camera 114 and multiple light sources 112. The camera 114 and light sources 112 are connected to the image processing device 120. The image processing device 120 is connected to the internal lens controller 125, which is connected to the display 130. The display 130 shows a 3D model of a person 180 with regions A and B. The image processing device 120 is also connected to the storage device 140.

1. 一种识别一种或多种不同组织类型的方法,包括:

将配置应用于成像系统的一个或多个可编程光源,其中,从被训练以区分图像数据中所捕获的一种或多种不同组织类型的机器学习模型获得所述配置;

利用配置的一个或多个可编程光源照射场景;

利用成像系统的相机捕获图像数据,所述图像数据包括在所述图像数据中描绘的一种或多种组织类型;

利用机器学习模型分析所捕获的图像数据中的颜色信息以识别所述图像数据中的一种或多种不同组织类型中的至少一种;以及

从所捕获的图像数据渲染所述场景的可视化,所述可视化在视觉上将一种或多种不同组织类型中的所识别的至少一种与所述可视化中的其他组织类型区分。

2. 如权利要求1所述的方法,其中分析颜色信息包括:

对于相机的图像传感器的每个像素,

利用机器学习模型分析由所述每个像素捕获的颜色信息,

确定所述每个像素包含所述一种或多种不同组织类型中的一种的概率,以及

当所述概率超过阈值时将所述像素识别为包含所述一种或多种不同组织类型中的一种;以及

生成用于所述场景的可视化的一个或多个映射,其中每个映射包括所捕获的图像数据中的一个或多个像素的子集,所述一个或多个像素中的每个像素被识别为属于相同的组织类型。

3. 如权利要求2所述的方法,其中,所述相机的图像传感器是拜耳滤色器图像传感器。

4. 如权利要求2所述的方法,其中,提供所述每个像素的颜色信息作为对机器学习模型的中间层的输入。

5. 如权利要求1所述的方法,其中在应用所述配置之前训练所述机器学习模型以区分图像数据中的一种或多种不同组织类型还包括:

测量多个离散照射波长下每种组织类型的一个或多个组织样本的光谱反射率,以确定作为照射波长的函数的一个或多个组织样本的反射比;以及

使用光谱反射率作为输入来迭代地训练机器学习模型,用于根据彩色图像数据预测组织类型。

6. 如权利要求5所述的方法,其中,所述机器学习模型包括具有多层加权传递函数的人工神经网络,其中所述机器学习模型包括将输入的光谱反射率乘以照射源的光谱的第一层、将在第一层中计算的值乘以红色、绿色和蓝色相机传感器函数的第二层以及接收由第二层计算的值的至少一个附加层,并且其中所述机器学习模型的输出是概率的向量。

7. 如权利要求5所述的方法,其中,利用高光谱成像器测量所述光谱反射率。

8. 如权利要求1所述的方法,其中,在应用所述配置之前训练所述机器学习模型以区分图像数据中的一种或多种不同组织类型还包括:

接收场景的图像数据的实时用户注释,所述实时用户注释将描绘一种或多种组织类型的图像数据的部分分类为属于一种或多种不同组织类型之一;

利用一个或多个可编程光源中的每一个迭代地照射所述场景并捕获与所述场景的每个照射版本相关联的图像,其中所捕获的图像提供被分类的部分的部分光谱反射率;以及

提供部分光谱反射率作为输入以迭代地训练机器学习模型以根据彩色图像数据预测组织类型。

9. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述成像系统包括内窥镜。

10. 根据权利要求1所述的方法,其中所述一种或多种不同组织类型包括不同的人体组织类型。

11. 一种成像系统,包括:

相机;

一个或多个可编程光源;

存储器,用于存储从被训练以区分图像数据中所捕获的一种或多种不同组织类型的机器学习模型;以及

处理器,所述处理器与所述相机、所述一个或多个可编程光源以及所述存储器耦合,处理器被配置为:

基于从机器学习模型获得的配置参数配置一个或多个可编程光源以照射场景,

捕获图像数据,所述图像数据包括在所述图像数据中描绘的一种或多种组织类型,

利用机器学习模型分析所捕获的图像数据中的颜色信息以识别所述图像数据中的一种或多种不同组织类型中的至少一种,以及

从所捕获的图像数据渲染所述场景的可视化,所述可视化在视觉上将一种或多种不同组织类型中的所识别的至少一种与所述可视化中的其他组织类型区分。

12. 如权利要求11所述的成像系统,其中,配置成分析颜色信息的处理器还包括处理器,被配置为:

对于相机的图像传感器的每个像素:

利用机器学习模型分析由所述每个像素捕获的颜色信息,

确定所述每个像素包含所述一种或多种不同组织类型中的一种的概率,以及

当所述概率超过阈值时将所述像素识别为包含所述一种或多种不同组织类型中的一种;以及

生成用于所述场景的可视化的一个或多个映射,其中每个映射包括所捕获的图像数据中的一个或多个像素的子集,所述一个或多个像素中的每个像素被识别为属于相同的组织类型。

13. 如权利要求12所述的成像系统,其中,所述相机的图像传感器是拜耳滤色器图像传感器。

14. 如权利要求12所述的成像系统,其中,提供所述每个像素的颜色信息作为对机器学习模型的中间层的输入。

15. 如权利要求11所述的成像系统,其中在应用所述配置之前训练所述机器学习模型以区分图像数据中的一种或多种不同组织类型还包括所述处理器被配置为:

测量多个离散照射波长下每种组织类型的一个或多个组织样本的光谱反射率,以确定作为照射波长的函数的一个或多个组织样本的反射比;以及

使用光谱反射率作为输入来迭代地训练机器学习模型,用于根据彩色图像数据预测组织类型。

16. 如权利要求11所述的成像系统,在应用所述配置之前训练所述机器学习模型以区

分图像数据中的一种或多种不同组织类型还包括所述处理器被配置为：

接收场景的图像数据的实时用户注释，所述实时用户注释将描绘一种或多种组织类型的图像数据的部分分类为属于一种或多种不同组织类型之一；

利用一个或多个可编程光源中的每一个迭代地照射所述场景并捕获与所述场景的每个照射版本相关联的图像，其中所捕获的图像提供被分类的部分的部分光谱反射率；以及

提供部分光谱反射率作为输入以迭代地训练机器学习模型以根据彩色图像数据预测组织类型。

17. 一种非暂时性机器可读存储介质，其上存储有指令，当由处理系统执行时，所述指令使得处理系统执行识别一种或多种不同组织类型的方法，所述方法包括：

将配置应用于成像系统的一个或多个可编程光源，其中，从被训练以区分图像数据中所捕获的一种或多种不同组织类型的机器学习模型获得所述配置；

利用配置的一个或多个可编程光源照射场景；

利用成像系统的相机捕获图像数据，所述图像数据包括在所述图像数据中描绘的一种或多种组织类型；

利用机器学习模型分析所捕获的图像数据中的颜色信息以识别所述图像数据中的一种或多种不同组织类型中的至少一种；以及

从所捕获的图像数据渲染所述场景的可视化，所述可视化在视觉上将一种或多种不同组织类型中的所识别的至少一种与所述可视化中的其他组织类型区分。

18. 如权利要求17所述的非暂时性机器可读存储介质，其中分析颜色信息包括：

对于相机的图像传感器的每个像素，

利用机器学习模型分析由所述每个像素捕获的颜色信息，

确定所述每个像素包含所述一种或多种不同组织类型中的一种的概率，以及

当所述概率超过阈值时将所述像素识别为包含所述一种或多种不同组织类型中的一种；以及

生成用于所述场景的可视化的一个或多个映射，其中每个映射包括所捕获的图像数据中的一个或多个像素的子集，所述一个或多个像素中的每个像素被识别为属于相同的组织类型。

19. 如权利要求17所述的非暂时性机器可读存储介质，其中在应用所述配置之前训练所述机器学习模型以区分图像数据中的一种或多种不同组织类型，还包括：

测量多个离散照射波长下每种组织类型的一个或多个组织样本的光谱反射率，以确定作为照射波长的函数的一个或多个组织样本的反射比；以及

使用光谱反射率作为输入来迭代地训练机器学习模型，用于根据彩色图像数据预测组织类型。

20. 如权利要求17所述的非暂时性机器可读存储介质，其中，在应用所述配置之前训练所述机器学习模型以区分图像数据中的一种或多种不同组织类型，还包括：

接收场景的图像数据的实时用户注释，所述实时用户注释将描绘一种或多种组织类型的图像数据的部分分类为属于一种或多种不同组织类型之一；

利用一个或多个可编程光源中的每一个迭代地照射所述场景并捕获与所述场景的每个照射版本相关联的图像，其中所捕获的图像提供被分类的部分的部分光谱反射率；以及

提供部分光谱反射率作为输入以迭代地训练机器学习模型以根据彩色图像数据预测组织类型。

使用可编程光源对图像进行多类分类的系统和方法

技术领域

[0001] 本公开总地涉及数字成像,并且具体地但非排他地涉及图像数据内的对象的分类。

背景技术

[0002] 当通过相机捕获对象的图像时,用户可能想要在分析在相机的视野内捕获的对象时,通过调整图像的对比度、突出图像的某些特征等来增强图像。例如,可以增强图像以在不同的矿物/土壤成分(例如,在空中或地面摄影中)之间进行区分、以突出血流(例如,含氧和非含氧血液)、以执行情绪识别和/或检测、以区分手术中的解剖结构(例如,在良性和恶性组织之间进行区分)等。特别是在医学成像中,增强医学图像(在良性和恶性组织之间进行区分)增加了安全性并扩大了手术干预的范围。

[0003] 具体地,在腹腔镜手术期间,外科医生将内窥镜插入患者的小切口中。当外科医生通过相同或其他切口进行手术时,内窥镜实时照射和捕获手术区域的图像,通常无需物理地观察正被操作的区域。这种外科手术和在这种外科手术期间使用的成像的一个显著问题是感兴趣的(多个)组织与其他(多个)组织之间的低对比度。例如,在切除癌组织的外科手术过程中,外科医生需要癌组织和健康组织之间的高对比度,以便可以去除癌组织,同时对周围健康组织没有/最小损害。在接近神经组织的手术中(其中需要脂肪、癌或其他组织和神经组织之间的高对比度以防止无意接触和/或去除神经组织以防止对神经系统的损害),问题甚至更加严重。

[0004] 在外科手术过程中在不同组织类型之间进行区分的一种解决方案包括将荧光染料注入患者体内,在患者体内不同的染料结合不同的组织类型。当利用来自激发激光的照射进行成像时,染料将发荧光,并且所需组织在捕获的图像数据中将显得更亮。为了在多个组织之间获得高对比度,需要针对每种类型的组织具有不同激发波长的特定染料,每种组织类型需要不同的激发激光,并且还需要针对每种组织类型的单独图像。然而,这种在不同组织类型之间进行区分的解决方案通常需要使用具有特定荧光的毒性染料,其尚未被食品和药物管理局批准用于人类,其开发是一个漫长而昂贵的过程。此外,需要特定的波长激发激光器,并且必须为每种染料/组织组合捕获图像。因此,为了获得不同类型组织之间的多类对比,激光的数量和图像的数量与要区分的组织类型的数量成线性比例。

附图说明

[0005] 参考以下附图描述本发明的非限制性和非穷举性实施例,其中除非另有说明,否则相同的附图标记在各个附图中指代相同的部分。附图不一定按比例绘制,而是将重点放在说明所描述的原理上。

[0006] 图1是使用可编程光源对图像进行多类分类的示例性系统架构的框图。

[0007] 图2是内窥镜和具有内窥镜控制器的图像处理设备的一个实施例的框图。

[0008] 图3示出了使用机器学习模型以使用可编程光源执行图像的多类分类的过程的一

个实施例。

[0009] 图4是示出训练用于使用可编程光源对图像进行多类分类的机器学习模型的过程的一个实施例的流程图。

[0010] 图5是可以与本发明一起使用的计算机系统的一个实施例。

[0011] 图6示出了用于在不同组织类型之间执行多类分类的机器学习模型的拓扑的一个实施例。

[0012] 图7示出了用于确定被记录的颜色像素值的示例性输入的一个实施例。

具体实施方式

[0013] 本文描述了用于使用可编程光源对图像内的对象执行多类分类的装置、系统和过程的实施例。在实施例中，可编程光源照亮场景，并且相机捕获所照射的图像数据。在一个实施例中，可编程光源和相机被集成到内窥镜中，以在例如由医疗专业人员执行的腹腔镜手术期间使用。

[0014] 在一个实施例中，由相机捕获的图像数据被提供给训练的机器学习模型，例如训练的神经网络，其分析图像数据的各个像素的颜色值以将各个像素分类为属于一个或多个不同的类别。在实施例中，不同类别可以是在医疗过程期间成像的不同类别的组织。此外，如下面更详细地讨论的，各个像素的颜色值是由可编程光源提供的照射光谱、被成像的(多个)组织的光谱反射率以及相机滤波器的颜色函数(例如，拜耳滤波器的颜色函数)的函数。可以在使用之前使用多光谱成像和组织类别的样本来训练机器学习模型，以确定最佳区分组织类别的可编程光源的照射光谱。此外，在使用期间，将各个像素的颜色值提供给训练的机器学习模型，以基于每个像素区分组织的类别。有利地，高光谱(hyperspectral)质量成像用于在使用之前训练机器学习模型，但是在使用期间利用体积小得多且快得多的离散成像系统来基于颜色像素值对不同组织类型进行分类。

[0015] 在实施例中，基于捕获的图像数据的像素的分类，当呈现给用户(诸如执行医疗过程的外科医生)时，可以区分不同类别的图像数据。例如，场景的渲染图像可以包括在视觉上区分不同组织类型的颜色叠加。在实施例中，外科医生可以提供反馈，例如突出显示被认为是某些组织类型的区域。该反馈数据可以被提供回机器学习模型，用于实时训练机器学习模型和/或细化现有机器学习模型。

[0016] 以下描述涉及具有相机和可编程光源的在医疗过程期间使用的用于区分不同类别的组织内窥镜。然而，目前描述的实施例不限于内窥镜和/或医疗过程。相反，这里描述的实施例和技术是灵活的，并且可以用于对要对图像数据内的对象类型进行分类的各类成像应用执行多类分类。然而，为了清楚起见，以下描述将集中于多类组织类型分类。

[0017] 以下详细描述的一些部分是根据对计算机存储器内的数据位(bit)的操作的算法和符号表示来呈现的。这些算法描述和表示是数据处理领域的技术人员用来最有效地将他们工作的实质传达给本领域其他技术人员的手段。这里的算法通常被认为是导致期望结果的自相一致的步骤序列。这些步骤是需要物理操纵物理量的步骤。通常，尽管不是必须的，这些量采用能够被存储、传输、组合、比较和以其他方式操纵的电信号或磁信号的形式。有时，主要出于通用的原因，已经证明将这些信号称为比特、值、元素、符号、字符、术语、数字等是方便的。

[0018] 然而,应该记住,所有这些和类似术语都与适当的物理量相关联,并且仅仅是应用于这些量的方便标签。除非从以下讨论中明确说明,否则应当理解,在整个说明书中,利用诸如“应用”、“照射”、“捕获”、“分析”、“渲染”、“确定”、“识别”、“生成”、“测量”“使用”、“接收”、“提供”等等术语进行的讨论是指计算机系统或类似电子计算设备的操作和过程,所述计算机系统或类似电子计算设备将表示为计算机系统的寄存器和存储器内的物理(例如,电子)量的数据操纵和转换为类似地表示为计算机系统存储器或寄存器或其他此类信息存储、传输或显示设备内的物理量的其他数据。

[0019] 本发明还涉及一种用于执行本文操作的装置。该装置可以为所需目的而专门构造,或者它可以包括由存储在计算机中的计算机程序选择性地激活或重新配置的通用计算机。这样的计算机程序可以存储在计算机可读存储介质中,例如但不限于任何类型的盘,包括软盘、光盘、CD-ROM和磁光盘、只读存储器(ROM)、随机存取存储器(RAM)、EPROM、EEPROM、磁卡或光卡,或适用于存储电子指令的任何类型的介质。

[0020] 这里呈现的算法和显示并非固有地与任何特定计算机或其他装置相关。根据本文的教导,各种通用系统可以与程序一起使用,或者可以证明构造更专用的装置以执行所需的方法步骤是方便的。各种这些系统所需的结构将在下面的描述中出现。另外,不参考任何特定编程语言描述本发明。应当理解,可以使用各种编程语言来实现如本文所述的本发明的教导。

[0021] 图1是使用可编程光源进行图像的多类分类的示例性系统架构的框图。在一个实施例中,系统100包括可通信地与图像处理设备120耦合的内窥镜110。在实施例中,内窥镜110可以经由物理连接(例如,有线连接)、经由无线连接(例如,无线网络、个人区域网络、近场通信等)或其他类型的通信链路来耦合。此外,图像处理设备120可以通过本文所讨论的任何通信链路与显示器130和成像数据贮存器140可通信地耦合。

[0022] 内窥镜110负责用相机114捕获场景的图像。相机114可包括镜头116和图像传感器118。相机114的镜头116允许光从内窥镜110的外部(例如,场景)传递到相机114的图像传感器118。在一个实施例中,图像传感器是拜耳图像传感器,其包括图像传感器118的像素阵列上的红色、绿色和蓝色滤色器的颜色布置。因此,图像传感器118捕获在光敏像素的网格上通过滤色器过滤的光,并将每个像素的红色、绿色或蓝色图像信息传送到图像处理设备120。

[0023] 图像处理设备120是计算机处理系统,诸如台式计算机、膝上型计算机、平板计算机、移动电话或目的构建计算设备(其包括处理器、存储器、通信接口和通常在计算机处理系统中找到的其他组件)。下面在图5中更详细地讨论计算处理系统的一个实施例。在一个实施例中,图像处理设备120接收由内窥镜110的相机114捕获的图像数据(例如,图像传感器118的每个像素的红色、绿色或蓝色数据),其可以在显示器130上处理和显示和/或存储在成像数据贮存器140中。例如,显示器130可以将捕获的图像数据渲染给正在分析由内窥镜110捕获的图像数据的医生、护士或其他医疗专业人员。此外,成像数据贮存器140可以存储捕获的图像数据以供医疗保健专业人员稍后分析,例如存储在医疗过程期间捕获的图像数据用于进一步训练内窥镜控制器125使用的机器学习模型,将图像数据存储到患者的电子医疗记录等。

[0024] 在一个实施例中,内窥镜110利用(多个)可编程光源112在医疗过程期间照射场

景。如图1所示,在使用内窥镜110的医疗过程期间对不同类型的组织180(例如,组织A和组织B)进行成像。在一个实施例中,(多个)可编程光源112包括一个或多个离散激光器,当照射包括不同组织180的场景时,所述离散激光器可由内窥镜控制器125在选定波长和功率电平下配置。此外,如内窥镜控制器125所确定的,每个激光器的功率可以独立调制,从而产生(多个)可独立编程的光源。

[0025] 在一个实施例中,相机114使用图像传感器118捕获由(多个)可编程光源112生成的并且从场景中的不同组织180反射的光。在一个实施例中,图像传感器118包括拜耳滤波器,其具有布置在光电传感器网格上的滤色器阵列。因此,相机114的传感器118的每个像素捕获从场景反射的红色、绿色或蓝色光的函数,例如每个光电传感器记录入射光谱的不同加权积分(例如,红色 $= \int (I(\lambda) R(\lambda) r(\lambda) d$,绿色 $= \int (I(\lambda) R(\lambda) g(\lambda) d$,蓝色 $= \int (I(\lambda) R(\lambda) b(\lambda) d$)。也就是说,在每个像素处记录的红色、绿色或蓝色颜色值是(多个)可编程光源112的光谱(例如, $I(\lambda)$)、在每个像素720处成像的组织的反射率(例如, $R(\lambda)$)、以及用于相关联的像素滤波器颜色的拜耳滤波器颜色函数(例如, $r(\lambda)$ 、 $g(\lambda)$ 或 $b(\lambda)$ 之一)的函数,如图7所示。所记录的值是每个像素处的颜色值,其是反射光的波长的拜耳滤波器颜色函数730值。如下面将更详细讨论的,通过内窥镜控制器125施加到(多个)离散可编程光源112的功率被优化,使得用于滤波器118的红色、绿色和蓝色像素的彩色像素捕获的数据最佳地捕获不同组织类型的反射率差异。内窥镜控制器125利用训练的机器学习模型(诸如训练的神经网络)来分析每个像素处捕获的红色、绿色或蓝色颜色值,并将每个像素分类为属于特定组织类型或未知组织类型。例如,基于组织A和组织B180的反射率的差异,基于内窥镜控制器125的机器学习模型的对所捕获颜色数据的分析使得内窥镜控制器能够基于由训练的机器学习模型执行的像素属于组织类别之一的概率分析来将每个像素分类为属于A型的组织、B型的组织或不属于两者的组织。

[0026] 在一个实施例中,内窥镜控制器125基于所确定的分类概率在医疗过程期间实时生成组织类型的可视化182,其在显示器130上渲染。在一个实施例中,手术期间每种组织类型的可视化182包括在显示器130上的捕获图像数据的每个像素上选择性地显示的颜色叠加。对于外科医生或其他医疗专业人员而言,颜色叠加图像可以包括针对捕获的图像数据实时渲染的每种类型组织的不同颜色。也就是说,对于每种可分类的组织类型,分配不同的颜色,并且每种组织类型与捕获图像的像素的概率映射可以控制图像上的颜色的不透明度,以在实施例中区分不同的组织类型和提供确定的分类的可能的准确性的指示。因此,在捕获的图像数据的每个像素处为每种组织类型创建不同的颜色叠加,以区分组织类型的区域、增加组织类型之间的对比度,使用内窥镜向医疗专业人员警告特定类型的组织的位置等。可以渲染这些颜色叠加以产生单个可视化182,在该单个可视化182中基于颜色叠加的边界明显区分不同类型的组织。然而,当内窥镜110捕获图像数据时,外科医生或医疗专业人员可以实时切换每个颜色叠加。

[0027] 图2是内窥镜210和图像处理设备250的一个实施例200的框图。内窥镜210和图像处理设备250为上面讨论的内窥镜110和图像处理设备120提供附加细节。此外,虽然未示出,但是如上所述,图像处理设备可以可通信地耦合到显示器和/或成像数据存储器。

[0028] 在一个实施例中,图像处理设备250包括具有内窥镜接口255的内窥镜控制器252、光引擎控制器260、机器学习模型分析引擎265、显示器渲染引擎290、可选的机器学习模型

训练引擎270以及机器学习模型的贮存器280。如上面在图1中所讨论的,内窥镜210包括一个或多个可编程光源212(例如,可单独控制的激光器)和具有镜头216和图像滤波器218(例如,光电传感器/像素阵列上的拜耳滤色器218)的相机214。在一个实施例中,内窥镜210通过有线或无线通信链路经由内窥镜接口255与图像处理设备250通信,如上面在图1中所讨论的。

[0029] 在实施例中,图像处理设备250可以在计算设备(诸如台式计算机、膝上型计算机、平板计算机、专用计算设备、视频游戏控制台、移动电话以及其他计算设备)中实现。内窥镜接口255负责将图像处理设备250的内窥镜控制器252与内窥镜210可通信地耦合,以使内窥镜控制器260能够具有控制内窥镜210的(多个)可编程光源212以及接收通过内窥镜210的相机214捕获的彩色像素数据的能力。

[0030] 在一个实施例中,光引擎控制器260负责配置内窥镜的(多个)可编程光源212。在一个实施例中,(多个)可编程光源212包括照射场景的可单独配置的光源(例如,具有可调制功率电平的离散波长激光光源)。在一个实施例中,光引擎控制器260将(多个)可编程光源212中的每一个配置为以相应的功率电平照射场景。在一个实施例中,(多个)可编程光源212中的每一个的功率电平由光引擎控制器260根据训练机器学习模型(MLM)分析引擎265在执行多类组织类型分类时使用的MLM来确定。根据下面的讨论训练的机器学习模型由内窥镜控制器125访问以确定与通过例如神经网络优化找到的功率加权函数对应的功率加权重值,以编程通过光引擎控制器260应用于一个或多个可编程光源212的强度/功率电平。

[0031] 相机214捕获由(多个)可编程光源212照射的场景的图像。更具体地,从场景中的一种或多种类型的组织反射的光穿过镜头216并到达传感器218。在一个实施例中,传感器218是拜耳滤色器,其具有红色、绿色和蓝色像素的矩阵。由每个像素捕获的颜色值被提供给内窥镜控制器252以供MLM分析引擎265使用与用于配置(多个)可编程光源212的机器学习模型相对应的所选机器学习模型来进行分析。

[0032] 在MLM分析引擎265使用机器学习模型之前,内窥镜控制器可以使用本文所讨论的技术获得由远程系统训练的一个或多个MLM模型,并将它们存储在MLM数据贮存器280中。另外或可替换地,MLM训练引擎270可执行机器学习过程以本地训练一个或多个机器学习模型用于执行多类组织类型分类或进一步细化已经训练的MLM。在实施例中,MLM分析引擎265使用的每个机器学习模型使得能够区分一组两种或更多种类型的组织。

[0033] 在一个实施例中,在内窥镜控制器252本地执行机器学习模型训练的情况下,MLM训练引擎270经由高光谱成像器(HSI)接口275与高光谱成像器(未示出)可通信地耦合。在该实施例中,高光谱成像器负责以响应于多个不同离散照射波长而测量的一个或多个组织样本的反射率的形式、向MLM训练引擎270提供训练数据。在一个实施例中,MLM训练引擎265训练机器学习模型(例如图6中所示的神经网络),用于区分感兴趣的组织类型。例如,图6的机器学习模型可以在训练之后区分多种不同的组织类型,例如组织类型A至M。

[0034] 在一个实施例中,为了训练图6的机器学习模型,利用高光谱成像器(未示出)对感兴趣的组织类型(例如组织类型A至M)的组织样本进行成像。高光谱成像产生针对由高光谱成像器捕获的图像数据的每个像素的多个离散波长的反射率。由于通过高光谱图像成像的组织是已知类型(例如,组织类型A至M中的每一个的一个或多个样本),因此可以由MLM分析引擎265根据每个像素(例如,红色、绿色和蓝色像素)的光谱反射率输入以及期望的输出

(例如,具有1用于已知组织类型和0用于所有其他组织类型的概率向量)、使用任何标准机器学习技术来迭代地训练深度神经网络机器学习模型610。如图6所示,深度神经网络机器学习模型610的一个实施例包括多个加权激活函数层,其中每个加权激活函数接收来自先前层的输入并计算提供给其他层的(多个)激活函数的输出。基于要执行的分类和分类过程的结果(例如,线性技术是否产生预期结果,或非线性或组合技术是否产生预期结果),互连节点及其加权计算可包括线性激活函数、非线性激活函数或两者的组合。在一个实施例中,深度神经网络机器学习模型610包括光引擎强度612激活函数层、RGB颜色值614激活函数层、零或多个零或更多附加MLM激活函数层。反射输入602、光引擎强度212和RGB颜色值614基本上围绕组织样本的照射和所得到的反射进行物理学建模,其余的激活函数层使得能够根据输入和前两个机器学习模型层的建模的物理学进行统计预测。也就是说,深度神经网络机器学习模型610的训练输入和前两层从光谱反射率614计算红色、绿色和蓝色的值,而神经网络的剩余层616采用红色、绿色和蓝色强度值以及前三个层之后的所有节点的权重,并将它们变换为组织类型概率向量620。因此,通过机器学习过程迭代地优化可编程光强度以及前两层之后的所有节点的权重,以便最小化已知组织类型的样本的训练误差。

[0035] 在训练期间,响应于输入样本反射数据602并且基于机器学习过程,光引擎强度612激活函数层迭代地细化(refine)应用于照射源(例如,(多个)可编程光源212)的波长的权重。迭代地细化RGB颜色值614激活函数(例如,作为光引擎强度612和输入样本反射602的函数计算的红色、绿色或蓝色颜色值),并迭代地细化零个或更多个MLM激活函数的附加层以最小化与已知类型的组织相关联的预期概率向量的训练误差。也就是说,MLM分析引擎265用于训练机器学习模型的机器学习过程在每次训练迭代时迭代地调整神经网络机器学习模型610的每个节点处的每个激活函数层的激活函数和权重以最小化当获得对于被成像的样本的实际组织类型具有概率为1以及对于所有其他组织类型(例如,未被成像的其他分类)的概率为0的期望输出(例如,已知组织类型)时的误差。

[0036] 在实施例中,诸如神经网络机器学习模型610的机器学习模型可缩放到任何数量的组织类别/类型。在通过高光谱成像器以足够数量的波长对足够数量的组织样本成像、并且MLM训练引擎270已经执行了深度神经网络机器学习模型610的相应数量的迭代细化之后,可以在MLM数据存储器中存储所得到的模型以供MLM分析引擎265稍后使用。

[0037] 然而,在实施例中,深度神经网络机器学习模型610可以可替换地由远程系统(未示出)而不是MLM训练引擎270训练。在该实施例中,远程系统在其中期望区分模型中的组织类型的医疗过程期间为内窥镜控制器252提供用于用户的训练的机器学习模型。在实施例中,远程系统可以提供一组过程特定的训练的机器学习模型、一组不同的多类分类器用于区分组织类型的不同分组等,以便存储在MLM数据存储器280中。作为另一示例,MLM分析引擎265可以逐个过程地请求和接收特定的多类组织类型分类模型。

[0038] 在另一实施例中,MLM训练引擎270可以从内窥镜210接收训练数据。在实施例中,可以响应于新机器学习模型的训练或响应于现有机器学习模型的细化来接收该训练数据。在该实施例中,MLM训练引擎270最初接收由内窥镜210捕获的突出显示的、注释的或以其他方式区分的图像数据区域(例如,外科医生在医疗过程期间的图像数据的实时注释)。例如,光标或触摸输入设备可以为与图像处理设备耦合的显示系统提供输入,该显示系统显示由内窥镜210捕获的场景的实时图像数据。在实施例中,实时接收带有每个区域的注释和相应

的认定组织类型的区分区域。MLM训练引擎270指示光引擎控制器260通过每个离散的可编程光源212单独地迭代,一次一个地用每个光源照射场景并将相应的图像存储在MLM训练引擎270可访问的存储器中。对应于不同光源的图像集产生捕获图像数据的每个像素的部分光谱反射率。在一个实施例中,将部分光谱反射率馈送到机器学习模型中用于迭代地训练机器学习模型(例如如上所述的深度神经网络机器学习模型)。在一个实施例中,可以使用部分光谱反射率来训练新的机器学习模型。在另一实施例中,可以使用实时外科手术注释来细化现有训练的机器学习模型(例如,使用高光谱成像训练的模型)。

[0039] 在使用上述技术之一训练机器学习模型之后,或者在获取训练的机器学习模型之后,内窥镜控制器252利用训练的机器学习模型在医疗过程期间执行实时多类组织类型分类,并生成适当的可视化。在一个实施例中,MLM分析引擎265执行逐像素的机器学习模型分析,以便将每个像素分类为属于多个不同类别的组织类型之一。在实施例中,由每个像素捕获的颜色信息被馈送到由MLM分析引擎265(例如,机器学习模型610的层614)使用的机器学习模型的适当中间层。机器学习模型的中间层将拜耳滤色器像素的颜色值作为输入,使用颜色值作为输入执行一系列机器学习模型计算,并输出具有该像素属于各种潜在的组织类别之一的概率的概率向量。也就是说,在医疗过程期间,滤色器218的每个像素的记录的颜色、绿色或蓝色颜色值由MLM分析引擎265馈送到训练的机器学习模型的适当中间层(例如,图6中示出的训练的神经网络610的RGB颜色值层614)中。然后,机器学习模型610将概率向量输出到MLM分析引擎265,该概率向量为图像的每个像素提供像素处的成像组织是不同类组织之一的概率。捕获图像数据的像素的概率向量使得MLM分析引擎265能够将图像的每个像素分类为属于多个分类之一(例如,属于图1中的类型A或类型B的组织,或者属于图6中的组织类型A至M的任一个)。尽管如上面更详细地讨论的,在使用高光谱成像器时可以使用全光谱信息来训练机器学习模型,然而当使用训练的机器学习模型来分类图像数据中的不同组织类型时,MLM分析引擎265不利用全光谱信息。而是,使用训练的机器学习模型将该信息编码到一个或多个可编程光源112中。该物理预处理为利用内窥镜210和图像处理设备250的外科医生或其他医疗专业人员提供高光谱信息的好处(例如,用于训练机器学习模型),而不需要内窥镜210中的缓慢、笨重且昂贵的高光谱成像器(例如,使用颜色信息应用机器学习模型)。

[0040] 在实施例中,MLM分析引擎265在由相机214捕获图像数据时实时地对针对图像数据的每个像素捕获的颜色信息执行基于机器学习模型的分析,并将分析结果提供给显示渲染引擎290。显示渲染引擎290接收包括图像数据的每个像素的概率向量的分析结果。在一个实施例中,利用概率向量来生成一个或多个可视化,其增强在与图像处理设备耦合的显示设备(未示出)上渲染的捕获图像数据。(多个)可视化可以包括增强具有不同类型组织的两个区域之间的对比度(例如,增强神经和癌组织之间的对比度)、为不同类别的组织类型生成颜色叠加(例如,脂肪、肌肉和肠道组织上的颜色叠加)、生成组织类型的未知区域的通知(例如,概率向量无法在阈值精度范围内预测任何感兴趣组织类型的区域)、当医疗工具侵入具有特定组织类型的区域时生成警告(例如,当医疗工具接近神经组织的阈值距离时)等。随着相机214捕获图像数据,可实时或接近实时地生成可视化。因此,可视化在医疗过程期间为医疗专业人员提供有价值的实时反馈和组织类型区分。

[0041] 图3示出了使用机器学习模型来使用可编程光源执行图像的多类分类的过程300

的一个实施例。该过程由处理逻辑执行,处理逻辑可以包括硬件(电路、专用逻辑等)、软件(诸如在通用计算机系统或专用机器上运行)、固件或组合。在一个实施例中,该过程由内窥镜和图像处理设备(例如,内窥镜110或210、以及图像处理设备120或250)执行。

[0042] 参考图3,处理逻辑通过访问训练的多类组织类型分类机器学习模型开始(处理框302)。如本文所讨论的,用于基于颜色信息区分组织类型的一个或多个训练的机器学习模型可以从远程系统获得和/或由处理逻辑训练。每个机器学习模型可以是训练的神经网络,其区分不同组织类型的集合,并且可以用于不同的或选择过程。例如,与腹部手术、心脏手术或其他类型的手术相关的机器学习模型可以为在相应手术期间可能遇到的组织类型提供组织类型分类。此外,处理逻辑可以在相关过程中在使用内窥镜之前基于用户选择来访问机器学习模型之一。

[0043] 处理逻辑基于机器学习模型中的(多个)光源的权重来配置成像系统的一个或多个可编程光源(处理框304)。在一个实施例中,权重对应于从所选机器学习模型中提取的权重。例如,作为训练所选机器学习模型的结果,权重可以对应于应用于光引擎强度的权重(例如,应用于激活函数612的权重)。在实施例中,处理逻辑根据其各自的权重为每个光可编程光源供电,使得应用于可编程光源的组合权重与从机器学习模型提取的权重相匹配。

[0044] 处理逻辑利用配置的(多个)光源照射场景(处理框306)。然后,处理逻辑捕获包括图像数据中描绘的一种或多种组织类型的场景的图像(处理框308)。如本文所讨论的,光源通过以离散的照射波长和配置的功率电平使一个或多个激光发光(shine)来照射场景。图像传感器(例如具有带有彩色网格叠加的光电传感器阵列的拜耳滤色器)然后捕获从场景中的(多个)组织反射的光。

[0045] 对于捕获的图像数据的每个像素、对应于相机的图像滤波器的像素的像素,处理逻辑将来自捕获的图像数据的颜色信息输入到机器学习模型的中间层中,以将该像素分类为属于不同的组织类型(处理框310)。在一个实施例中,中间层是对像素颜色值执行激活函数计算的训练的神经网络机器学习模型的中间层,激活函数计算继而又由训练的神经网络机器学习模型的剩余层使用以计算与该像素相关联的概率向量。如本文所讨论的,概率向量包括像素属于每种潜在的组织类型的概率。当概率超过阈值(例如,85%、90%、99%等)时,处理逻辑断定图像数据的像素已捕获相应组织类型的图像数据。这可以针对每个像素重复,使得整个图像或图像的子集可以根据其中捕获的组织类型进行分类。

[0046] 处理逻辑利用分类来渲染包括被确定为属于不同类型的组织之间的视觉区别的、捕获的图像数据的可视化(处理框312)。在实施例中,渲染的可视化中的组织类型之间的区别可以包括感兴趣的组织类型之间的对比度增强。在另一实施例中,可以针对每种感兴趣的组织类型生成颜色叠加,调整每个颜色叠加的不透明度以考虑所计算的概率(例如,概率越高,在可视化中渲染的区域越不透明)。在实施例中,颜色叠加和/或对比度增强可以由执行该过程的(多个)医疗专业人员选择性地激活和/或去激活。此外,可以例如通过打开/关闭单独的颜色叠加、增强所选组织类型的对比度等逐步实现不同的可视化。每个可视化和可视化的控制为医疗专业人员提供细化的场景成像,这是有价值的,因为医疗专业人员通常利用内窥镜执行医疗过程而不实际看到场景。

[0047] 图4是示出训练用于使用可编程光源对图像进行多类分类的机器学习模型的过程400的一个实施例的流程图。该过程由处理逻辑执行,处理逻辑可以包括硬件(电路、专用逻

辑等)、软件(诸如在通用计算机系统或专用机器上运行)、固件或组合。在一个实施例中,如本文所讨论的,该过程由内窥镜和图像处理设备(例如,内窥镜110或210以及图像处理设备120或250)、远程处理系统或系统的组合来执行。

[0048] 参考图4,处理逻辑通过启动用于执行多类组织类型分类的机器学习模型(MLM)的训练而开始(处理框402)。在实施例中,在执行医疗过程之前启动训练。训练可以包括使用高光谱成像以在多个照射波长下对多个组织样本进行成像来训练新模型。训练还可以包括使用内窥镜的照射源以及由医学专业人员进行的组织类型选择来训练新模型。另外,训练可以包括两种训练技术的组合,其中现有的高光谱训练的机器学习模型通过实时组织类型选择来进一步细化。

[0049] 处理逻辑在多个离散照射波长之一处测量感兴趣组织类型的组织样本的光谱反射率(reflectivity),以确定作为该照射波长的函数的组织样本的反射比(reflectance)(处理框404)。在一个实施例中,光谱反射率对应于针对由高光谱成像器生成的多个离散照射波长所进行的测量。在另一实施例中,光谱反射率对应于针对内窥镜的每个可编程光源进行的部分光谱反射率测量。

[0050] 处理逻辑将组织类型的测量的光谱反射率输入到机器学习模型的MLM训练过程中(处理框406)。如本文所讨论的,该输入用于通过将测量的光谱反射率值输入到用于已知组织类型的机器学习模型中来迭代地训练机器学习模型。上面更详细地讨论了训练方法。

[0051] 然后,处理逻辑确定是否存在期望光谱反射率数据的更多波长(处理框408)以及是否存在相同和/或不同组织类型的更多组织类型样本(处理框410)。如果这些处理框中的任何一个为真,则该过程返回到处理框404以测量光谱反射率并进一步训练机器学习模型。在实施例中,使用每个组织样本的多个不同波长的照射以及相同和不同类型的多个不同本来迭代地训练机器学习模型。然而,当不再获得训练数据和到机器学习模型训练过程的输入时,该过程结束。

[0052] 图5是可以与本发明一起使用的计算机系统的一个实施例。计算机系统可以提供上面讨论的图像处理系统的功能。此外,然而,对于本领域普通技术人员显而易见的是,也可以使用各种系统架构的其他替换系统。

[0053] 图5中所示的计算机系统包括用于传送信息的总线或其他内部通信部件515、耦合到总线515以处理信息的一个或多个处理器510。该系统还包括随机存取存储器(RAM)或其他易失性存储设备550(称为存储器),其耦合到总线515,用于存储将由(多个)处理器510执行的信息和指令。存储器550还可以用于在处理器510执行指令期间存储临时变量或其他中间信息。该系统还包括耦合到总线515用于存储处理器510的静态信息和指令的只读存储器(ROM)和/或静态存储设备520、以及数据存储设备525(例如磁盘或光盘及其相应的盘驱动)。数据存储设备525耦合到总线515用于存储信息和指令。

[0054] 该系统还可以耦合到显示设备570(例如发光二极管(LED)显示器,液晶显示器(LCD)等),其通过总线565耦合到总线515用于向计算机用户(例如在医疗过程(medical procedure)中利用图像处理系统的医疗专业人员)显示信息。包括字母数字键和其他键的字母数字输入设备575也可以通过总线565耦合到总线515,用于将信息和命令选择传送到处理器510。附加的用户输入设备是光标控制设备580(例如鼠标、跟踪球、触控笔或光标方向键),其通过总线565耦合到总线515,用于将方向信息和命令选择传送到处理器510,并用

于控制显示设备570上的光标移动。

[0055] 可选地耦合到计算机系统500的另一设备是用于经由网络访问分布式系统的其他节点的通信设备590。通信设备590可以包括许多商用网络外围设备中的任何一种,例如用于耦合到以太网、令牌环、因特网或广域网的那些。通信设备590还可以是零调制解调器连接,或是提供计算机系统500与外界之间的连接的任何其他机制。注意,图5中示出的该系统的任何或所有组件以及相关硬件可以用在本发明的各种实施例中。

[0056] 本领域普通技术人员将理解,根据特定实现,系统的任何配置可用于各种目的。实现本发明的控制逻辑或软件可以存储在存储器550、数据存储设备525或可由(多个)处理器510本地或远程访问的其他存储介质中。

[0057] 对于本领域普通技术人员显而易见的是,本文描述的系统、方法和过程可以实现为存储在存储器550或只读存储器520中并由(多个)处理器510执行的软件。该控制逻辑或软件还可以驻留在包括计算机可读介质的制品上,该计算机可读介质具有包含在其中、可由数据存储设备525读取并且用于使(多个)处理器510根据本文的方法和教导进行操作的计算机可读程序代码。

[0058] 本发明还可以实现在手持或便携式设备中,例如平板计算机系统、膝上型计算机系统、智能电话、智能眼镜等,其包含上述计算机硬件组件的子集。例如,手持设备可以被配置为仅包含总线515、(多个)处理器510和存储器550和/或525。手持或便携式设备还可以被配置为包括一组按钮或输入信令组件,用户可以利用它们从一组可用选项中进行选择。手持或便携式设备还可以被配置为包括例如液晶显示器(LCD)的输出装置,用于向手持或便携式设备的用户显示信息。常规方法可用于实现这种手持或便携式设备。鉴于本文提供的本发明的公开内容,本发明对于这种设备的实现对于本领域普通技术人员而言是显而易见的。

[0059] 本发明还可以实现在包括上述计算机硬件组件的子集的专用设施中。例如,该设施可以包括(多个)处理器510、数据存储设备525、总线515和存储器550、以及仅基本通信机制(例如允许用户以基本方式与设备通信的小型触摸屏)。通常,设备越专用,设备运行所需的元件越少。

[0060] 以计算机软件和硬件的形式描述上述过程。所描述的技术可以构成在有形或非暂时性机器(例如,计算机)可读存储介质中实现的机器可执行指令,该指令当由机器执行时将使机器执行所描述的操作。另外,这些过程可以实现在硬件中,例如专用集成电路(“ASIC”)或其他。

[0061] 有形机器可读存储介质包括以机器(例如,计算机、网络设备、个人数字助理,具有一个或多个处理器的集合的任何设备)可访问的非暂时形式提供(即,存储)信息的任何机制。例如,机器可读存储介质包括可记录/不可记录介质(例如,只读存储器(ROM)、随机存取存储器(RAM)、磁盘存储介质、光存储介质、闪存设备等)。

[0062] 本发明的所示实施例的以上描述,包括摘要中描述的内容,并非旨在穷举或将本发明限制于所公开的精确形式。尽管出于说明性目的在本文中描述了本发明的特定实施例和示例,但是如相关领域的技术人员将认识到的,在本发明的范围内可以进行各种修改。

[0063] 根据以上详细描述,可以对本发明进行这些修改。以下权利要求中使用的术语不应被解释为将本发明限制于说明书中公开的特定实施例。相反,本发明的范围完全由所附

权利要求确定,所述权利要求应根据权利要求解释的既定原则来解释。

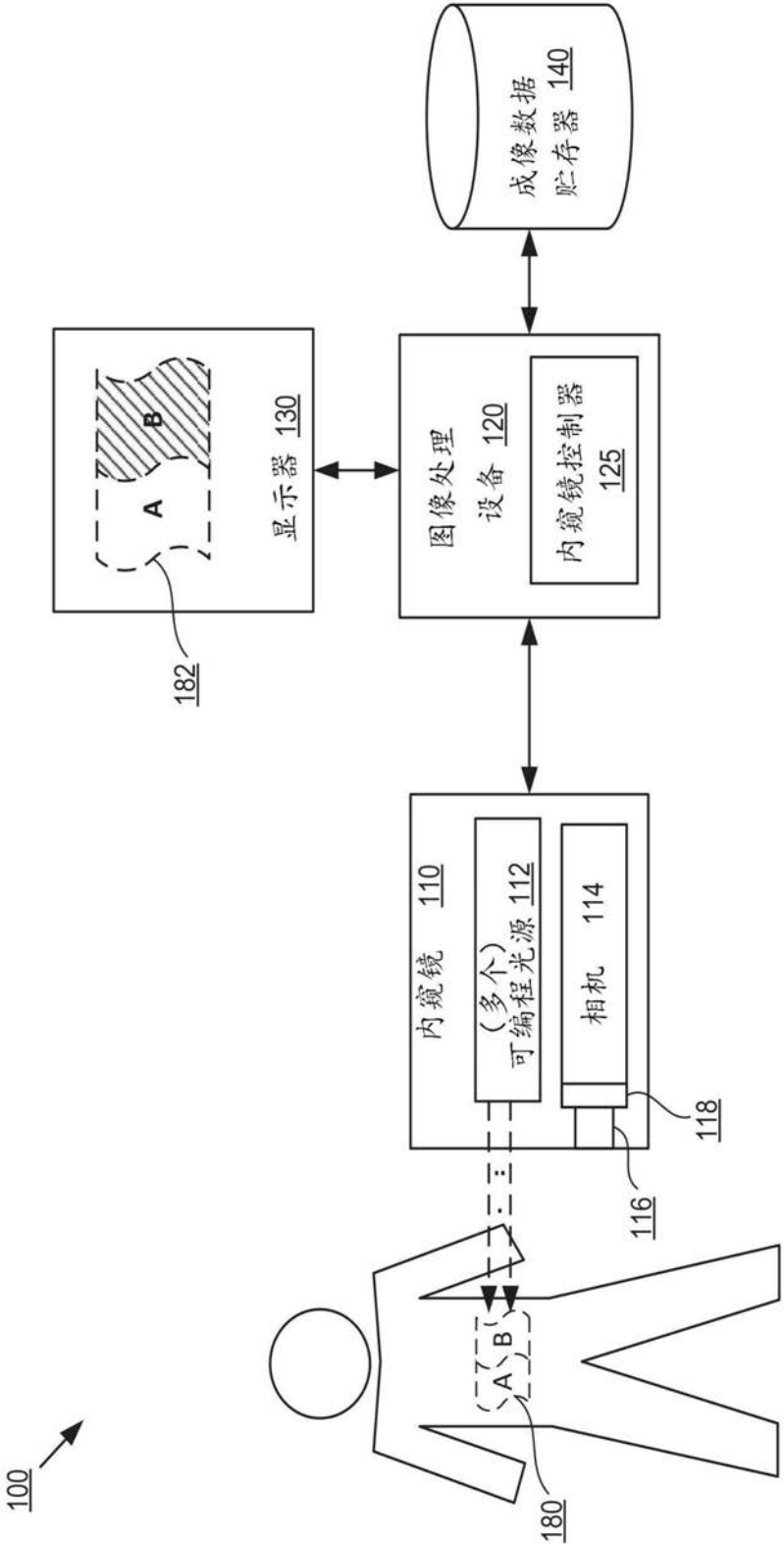


图1

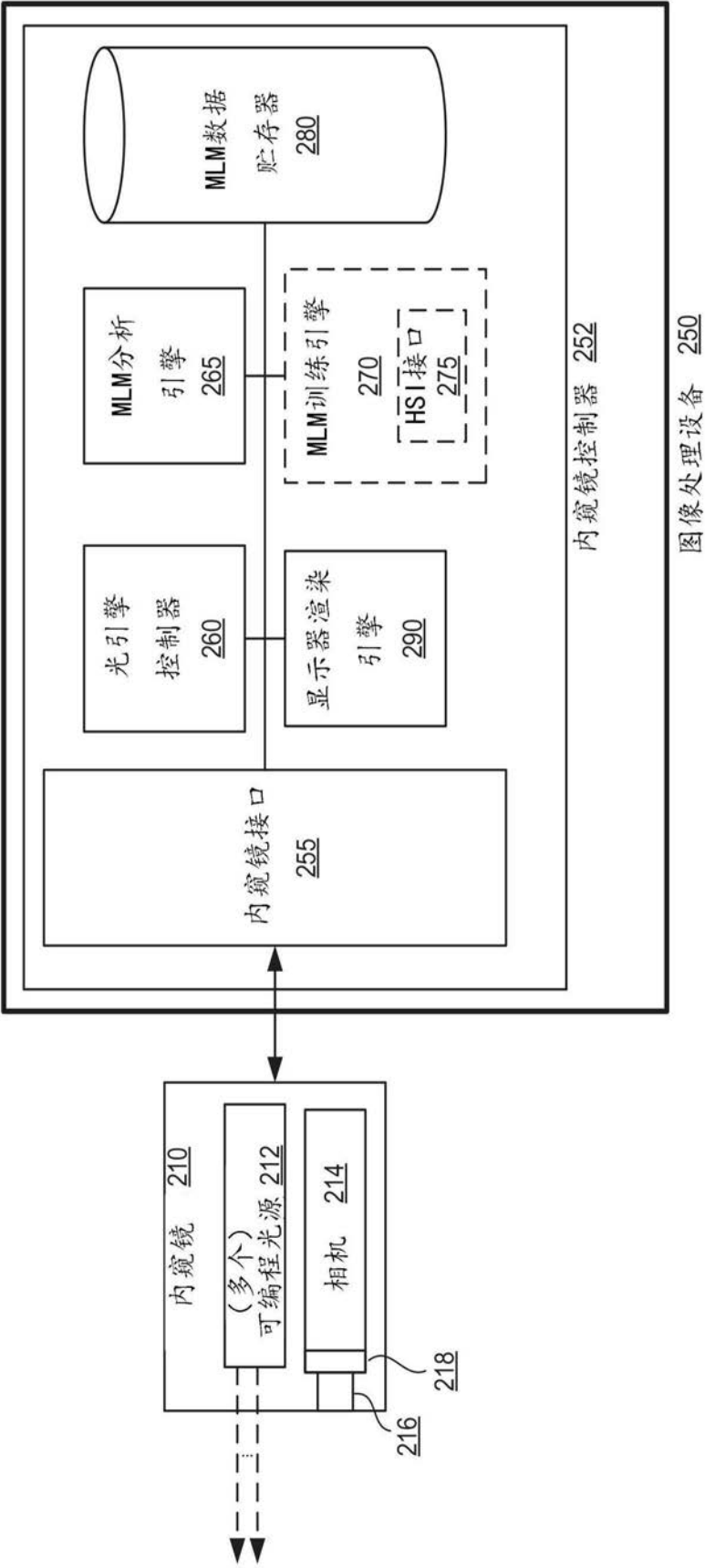


图2

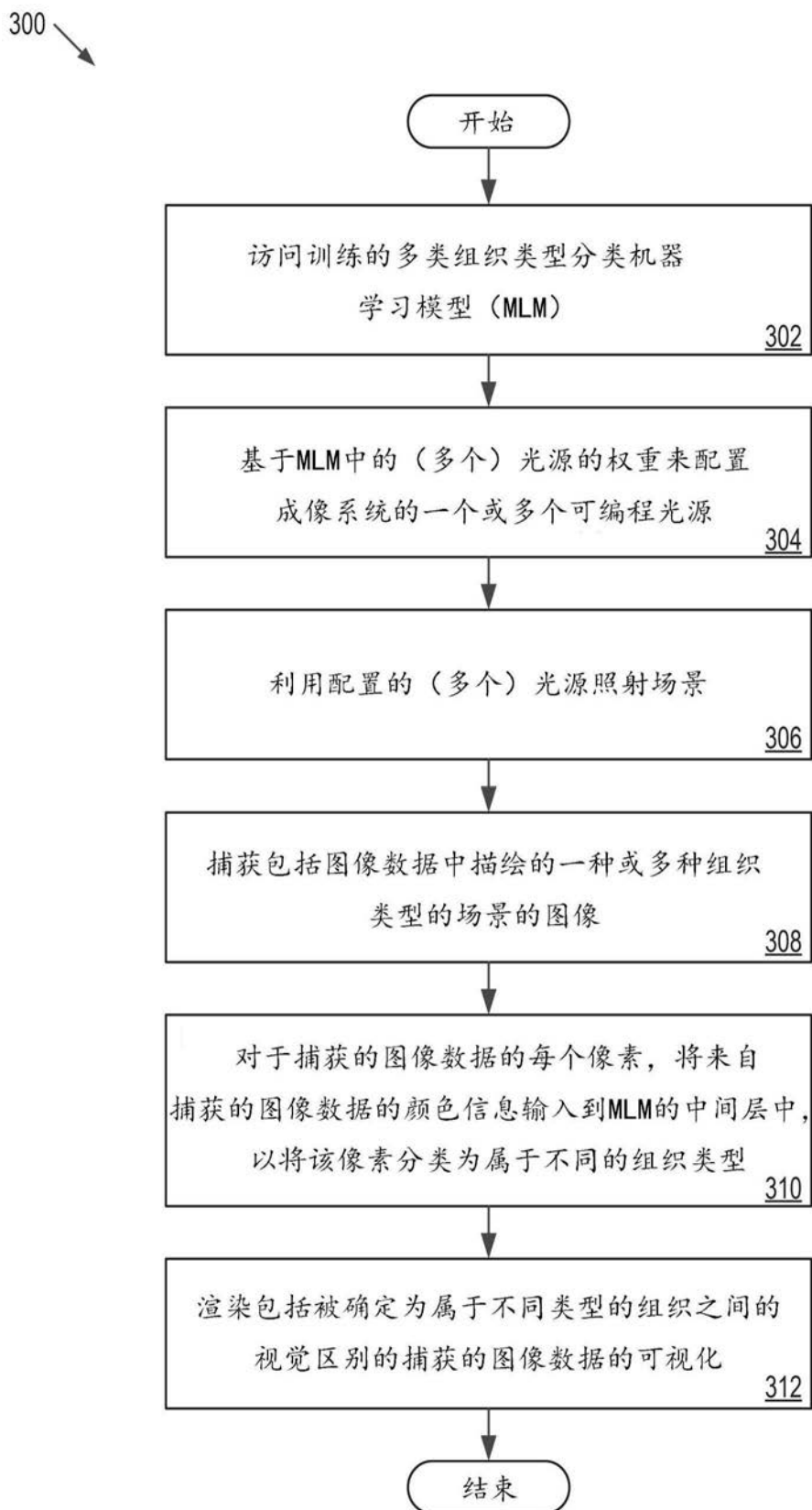


图3

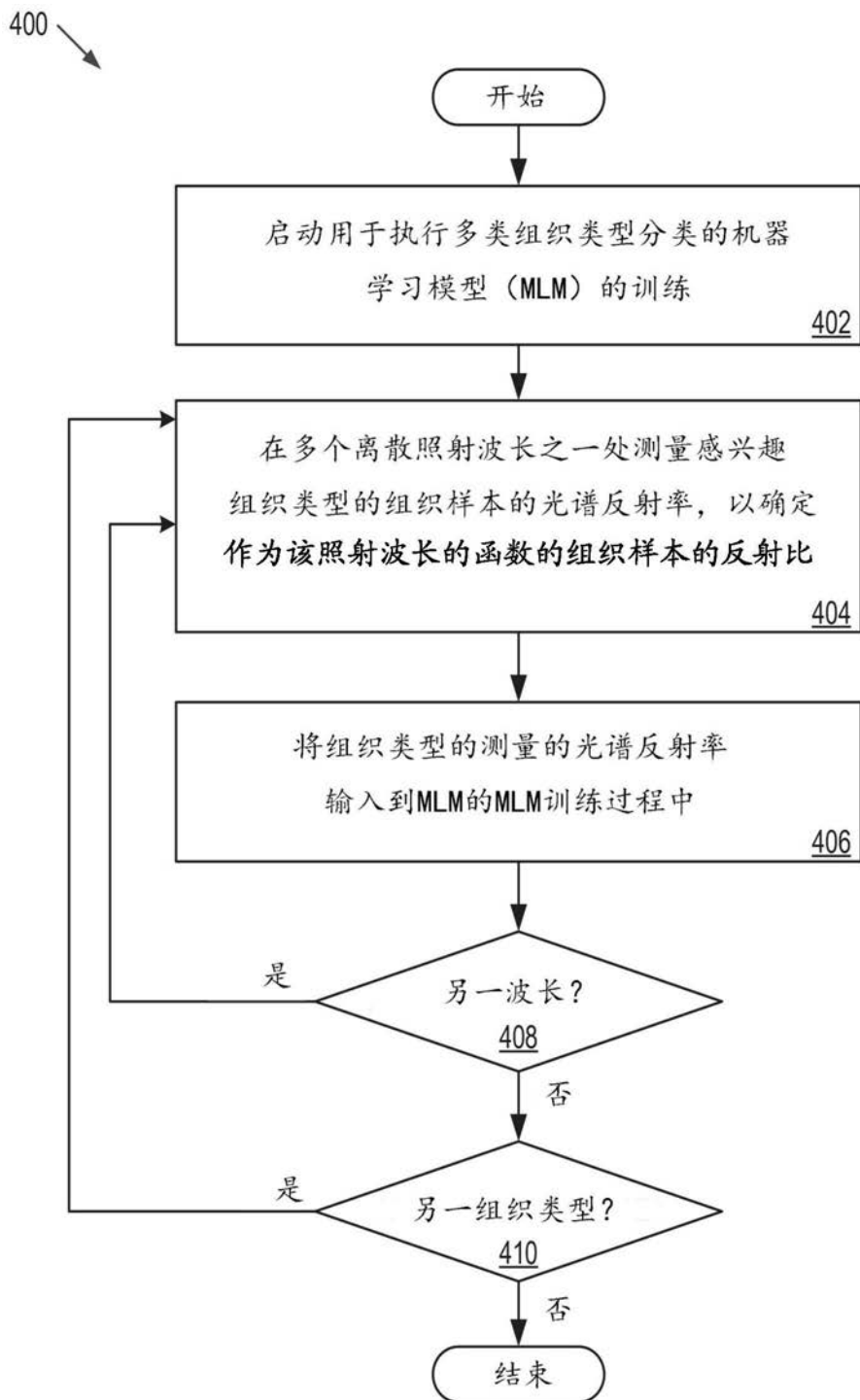


图4

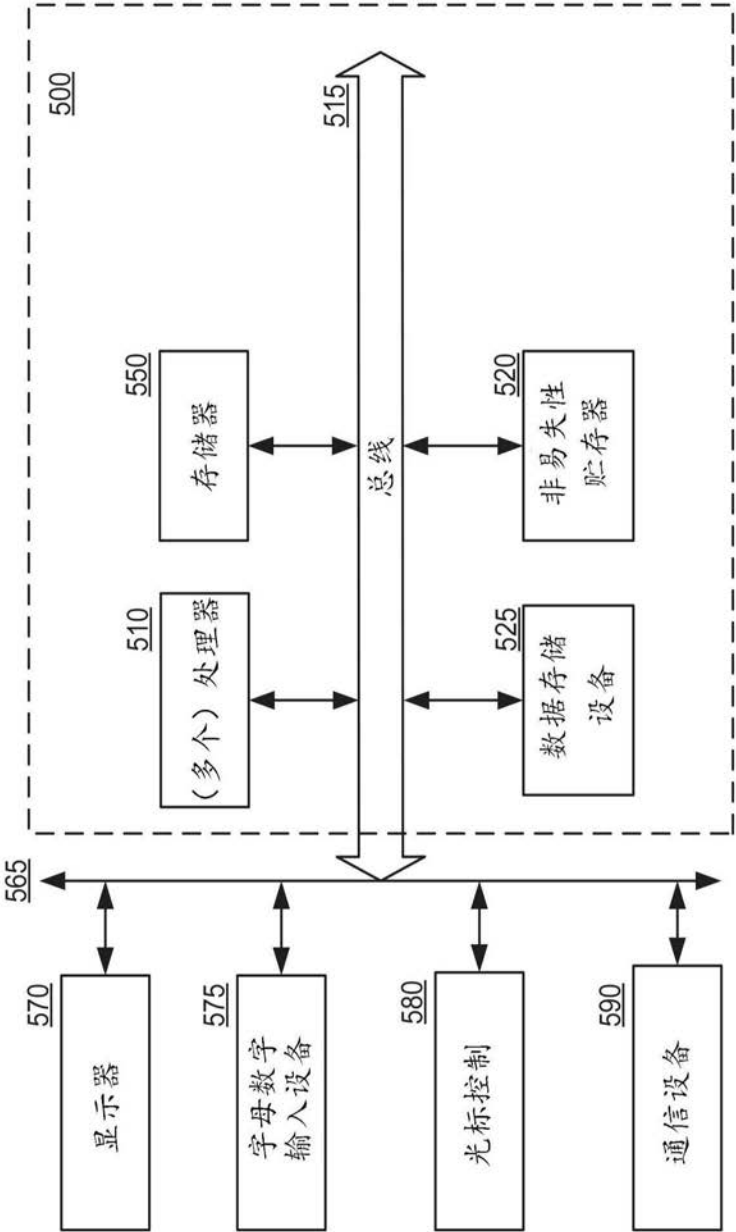


图5

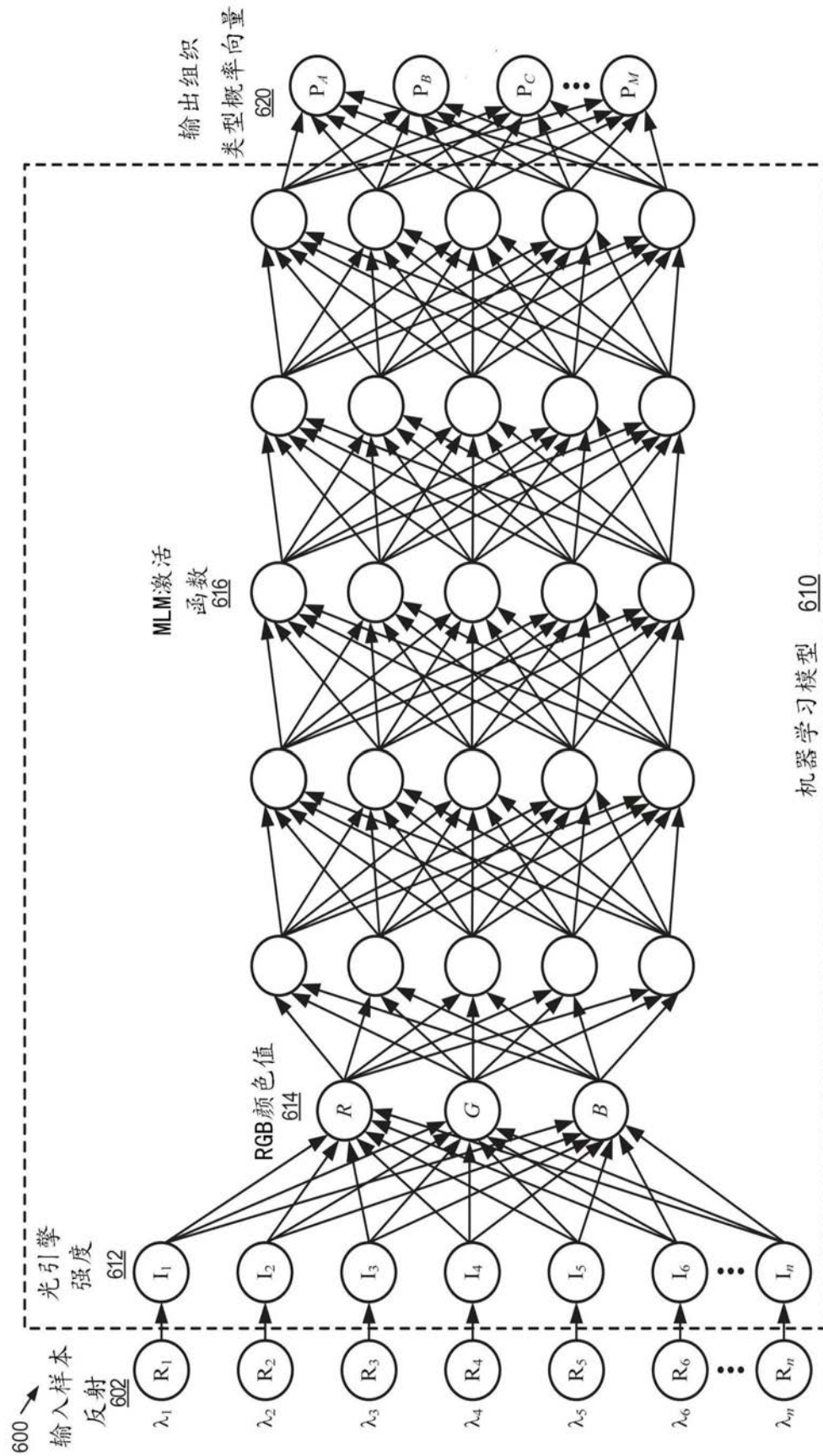


图6

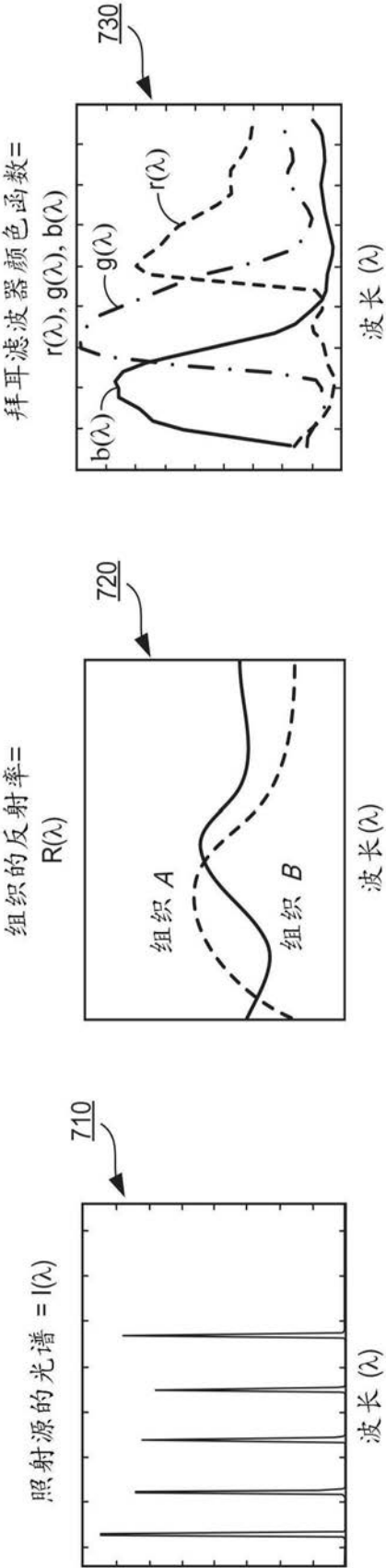


图7

专利名称(译)	使用可编程光源对图像进行多类分类的系统和方法		
公开(公告)号	CN110337258A	公开(公告)日	2019-10-15
申请号	CN201880014223.X	申请日	2018-01-22
申请(专利权)人(译)	威里利生命科学有限责任公司		
当前申请(专利权)人(译)	威里利生命科学有限责任公司		
[标]发明人	V 加纳帕蒂 E 雷费利		
发明人	V.加纳帕蒂 E.雷费利		
IPC分类号	A61B1/00 A61B5/00 A61B1/04 A61B1/06 G02B23/24 G06N20/00		
CPC分类号	A61B1/00009 A61B1/0005 A61B1/00057 A61B1/043 A61B1/063 A61B1/0638 A61B5/0022 A61B5/0075 A61B5/0077 A61B5/1032 A61B5/7267 A61B5/7425 A61B5/0059 G02B21/365 G06F15/76 G06N3/08 G16H50/70 G01N21/00 G02B23/24 A61B1/00 A61B1/00112 A61B1/005 A61B1/04 A61B1/06 G06K9/2027 G06K9/6227 G06K9/6256 G06K9/628 G06T7/90 G06T2207/10024 G06T2207/10068 G06T2207/10152 G06T2207/20081 G06T2207/20084 G06T2207/30004		
代理人(译)	金玉洁		
优先权	15/445121 2017-02-28 US		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

描述了用于识别一种或多种不同组织类型的装置、系统和过程。方法可以包括将配置应用于成像系统的一个或多个可编程光源，其中，从被训练以区分图像数据中所捕获的一种或多种不同组织类型的机器学习模型获得所述配置。所述方法还包括利用配置的一个或多个可编程光源照射场景和捕获图像数据，所述图像数据包括在所述图像数据中描绘的一种或多种组织类型。此外，该方法还包括利用机器学习模型分析所捕获的图像数据中的颜色信息以识别所述图像数据中的一种或多种不同组织类型中的至少一种，以及根据所捕获的图像数据渲染所述场景的可视化，所述可视化在视觉上区分所述可视化中的组织类型。

